

## ÉTUDES STATISTIQUES DES CAUSES DU DÉCLENCHEMENT DES CONFLITS INTERNES

### Le pouvoir prédictif des modèles de régression logistique appliqués aux analyses à l'échelle du pays

**Sophie PANEL**

Postdoctorante à l'IRSEM

#### RÉSUMÉ

L'analyse statistique des déterminants des guerres civiles est un champ bien établi dans la littérature (notamment anglophone) sur les conflits. Une approche courante consiste à analyser la distribution des conflits sur un grand nombre de pays afin d'identifier les variables associées à leur occurrence ou non-occurrence. Cette note thématise une limite de ce type de modèles, qui est leur faible qualité d'ajustement : même en prenant en compte l'effet cumulé des déterminants principaux des conflits internes, la probabilité de conflit estimée pour chaque observation ne permet pas de distinguer les pays qui ont réellement fait l'expérience d'une guerre civile, et ce malgré le fait que les variables analysées ont un effet parfois très fort en termes de magnitude et de significativité. La dernière partie de la note conclut sur deux solutions potentielles à ce problème qui sont, d'une part, certaines avancées en termes de modélisation des événements rares et, d'autre part, le recours croissant à des bases de données adoptant une résolution spatiale et temporelle plus précise.

#### SOMMAIRE

Introduction .....	2
Les études à large-N sur les causes des conflits : fondements et logique .....	4
Test empirique .....	6
<i>Construction du modèle</i> .....	6
<i>Effet des variables explicatives : risque relatif vs risque absolu</i> .....	8
<i>Qualité d'ajustement du modèle</i> .....	11
Conclusion .....	17

## INTRODUCTION

Les études quantitatives sur les guerres civiles et conflits intra-étatiques<sup>1</sup> ont connu un développement exponentiel dans la littérature anglophone au cours des trente dernières années. Ces études ont généré de nombreux résultats bien établis et ont permis de faire progresser significativement l'état des connaissances sur le phénomène. La question est désormais de savoir si l'ensemble de ces résultats permettrait d'anticiper les conflits à venir, ou au moins d'identifier les risques avec un certain degré de certitude. Ceci revient à se poser la question de l'utilité pratique de ces résultats en dehors de leur portée scientifique.

La question du « pouvoir prédictif » des analyses quantitatives des guerres civiles peut sembler étrange sachant que prédire les conflits n'est pas la vocation première de la majorité d'entre elles<sup>2</sup>. Le terme de « prédiction » doit se comprendre ici de façon assez large comme capacité à identifier correctement les pays les plus à risque : à défaut de pouvoir anticiper les conflits futurs, ces études doivent au moins pouvoir être évaluées sur leur capacité à restituer correctement l'information sur les conflits passés. On pourrait par ailleurs objecter que ces analyses n'ont pas tant pour objectif d'expliquer l'intégralité du phénomène que de tester des hypothèses (parfois assez spécifiques) dérivées de théories plus larges et n'ayant pas nécessairement trait aux guerres civiles elles-mêmes – une visée plus académique que pratique, donc. Autrement dit, une relation empirique entre deux phénomènes peut être intéressante d'un point de vue théorique même si elle n'explique qu'une petite partie de la variable dépendante. Toutefois, nombreuses sont les études qui concluent avec des recommandations en termes de politiques publiques – recommandations qui perdent de leur portée si les résultats cumulés de ces études ne permettent pas d'identifier correctement les cas potentiellement problématiques.

Ces questions ont déjà été thématiques auparavant, et ont notamment fait l'objet d'un article par Michael Ward, Brian Greenhill et Kristin Bakke<sup>3</sup>, qui démontrait que les études à large-N<sup>4</sup> sont souvent incapables de produire des résultats permettant à terme d'anticiper les conflits. Un des objectifs de cette note est de rendre accessible une partie de cette discussion. Par ailleurs, l'article de Ward, Greenhill et Bakke est fondé sur une analyse secondaire des résultats de deux études très influentes sur les causes des guerres civiles,

---

1. Les termes de « guerre civile », « conflit interne » et « conflit intra-étatique » sont utilisés indifféremment dans le cadre de cette note. Il est usuel dans la littérature quantitative sur les conflits armés de faire la distinction entre « conflits armés » (au moins vingt-cinq victimes combattantes par année de conflit) et « guerres civiles » (mille morts ou plus) ; voir Nils P. Gleditsch, Peter Wallensteen, Mikael Eriksson, Margareta Sollenberg et Havard Strand, « Armed conflict 1946-2001: A new dataset », *Journal of Peace Research*, vol. 39, n° 5, 2002, p. 615-637. Cependant, ces seuils sont conventionnels et de fait, les variables explicatives sont tendanciellement les mêmes pour les deux phénomènes.

2. Pour deux points de vue différents sur la distinction entre explication et prédiction en statistiques, voir Galit Shmueli, « To explain or to predict? », *Statistical Science*, vol. 25, n° 3, p. 289-310 ; et Michael D. Ward, « Can we predict politics? Toward what ends? », *Journal of Global Security Studies*, vol. 1, n° 1, 2010, p. 80-91.

3. Michael D. Ward, Brian D. Greenhill et Kristin M. Bakke, « The perils of policy by p-value: Predicting civil conflicts », *Journal of Peace Research*, vol. 47, n° 4, 2010, p. 363-375.

4. Au sens strict, « large-N » indique que le nombre de cas est élevé. Ici, le terme se réfère au nombre de pays inclus dans l'analyse.

celle de Paul Collier et Anke Hoeffler et celle de James Fearon et David Laitin<sup>5</sup> : la liste des facteurs potentiels n'est donc pas exhaustive (d'autant que ces deux études sont relativement anciennes), ce qui peut expliquer en partie le manque de pouvoir explicatif du modèle d'ensemble. En particulier, les deux études en question n'incluaient que des déterminants domestiques des conflits internes et ne prenaient en compte aucun facteur international, comme par exemple les effets de voisinage. L'analyse présentée ici n'inclut certes pas l'intégralité des potentiels facteurs explicatifs des guerres civiles (ce qui serait impossible) mais prend toutefois en compte un ensemble plus large de déterminants politiques, économiques et démographiques.

Il faut préciser d'emblée que cette note ne traite pas de l'intégralité des études statistiques sur les conflits armés – un champ très vaste et hétérogène dont les méthodes sont en évolution constante. Premièrement, la note ne porte que sur la question du déclenchement des conflits armés et laisse donc de côté celles de leur durée, de leur intensité ou de leur issue. Ce choix est délibéré, car c'est sur la question du déclenchement que les analyses statistiques détiennent leur plus fort avantage comparatif : beaucoup d'études majeures sur les dynamiques internes des conflits armés sont qualitatives (ou comportent au moins un volet qualitatif) tandis que la quasi-totalité des études sur l'occurrence ou la non-occurrence des guerres civiles sont statistiques. Deuxièmement, cette note ne traite que des analyses macro-quantitatives et n'aborde pas les (nombreuses) études statistiques conduites au niveau sub-national. Finalement, sont exclues de l'analyse les études spécifiquement dédiées à la prédiction des conflits armés. Pour récapituler, la note se focalise sur une certaine catégorie d'analyses quantitatives, à savoir les études rétrospectives à large-N portant sur les déterminants des conflits internes : cette approche est la plus ancienne et reste encore aujourd'hui la plus fréquente, mais c'est loin d'être la seule.

La note est organisée de la façon suivante. La première partie présente un aperçu non-technique du fonctionnement des études quantitatives à large-N sur les causes des conflits. La deuxième présente les résultats d'un modèle de régression logistique sur le déclenchement des conflits : la conclusion principale de cette analyse est que le pouvoir prédictif du modèle estimé est très faible. Même les variables ayant un effet significatif (et parfois très fort en termes de magnitude) ne sont que de peu d'utilité pour prédire le déclenchement des conflits armés : non seulement le risque de conflit est drastiquement sous-évalué pour l'ensemble de l'échantillon, mais le modèle estimé est incapable d'identifier correctement les pays les plus à risque.

---

5. James D. Fearon et David L. Laitin, « Ethnicity, insurgency, and civil war », *American Political Science Review*, vol. 97, n° 1, 2003, p. 75-90 ; et Paul Collier et Anke Hoeffler, « Greed and grievance in civil war », *Oxford Economic Papers*, vol. 56, n° 4, 2004, p. 563-595.

## LES ÉTUDES À LARGE-N SUR LES CAUSES DES CONFLITS : FONDEMENTS ET LOGIQUE

La logique des études quantitatives à large-N consiste à observer si la variation d'une variable X (par exemple, le PIB par habitant) entraîne la variation d'une variable Y (par exemple, la fréquence observée des conflits internes). Dans le cas des études sur les conflits internes, l'unité d'analyse est souvent le pays/année : par exemple, pour un échantillon donné, on dispose pour chaque pays et chaque année de données sur le phénomène à expliquer (Y) ainsi que sur les potentielles variables explicatives (par exemple, le PIB par habitant). Typiquement, Y prend la forme d'une variable binaire codée 0 en l'absence de conflit (par exemple, la Suisse en 1992) et 1 si une nouvelle occurrence de conflit est reportée pour l'observation en question (par exemple, le Liberia en 1989) : on utilise donc des modèles à variable dépendante dichotomique de type *logit* ou *probit*, dont l'objectif est de déterminer si les valeurs de 1 sur Y ont une probabilité d'occurrence supérieure dans les pays/années à faible PIB par habitant. L'idée sous-jacente est que les pays en conflit et les pays en paix ne se ressemblent pas, et se distinguent par des caractéristiques communes que l'on peut identifier. Une autre idée sous-jacente est que le lien entre ces caractéristiques et l'effet qu'elles sont supposées entraîner présente une certaine régularité : statistiquement parlant, on ne peut rien conclure d'une association unique entre deux événements.

Les analyses quantitatives présentent trois grands avantages. Premièrement, elles permettent de neutraliser (ou « contrôler ») les facteurs confondants susceptibles d'interférer dans la relation entre deux variables. En effet, il ne suffit pas de simplement constater que les conflits sont plus fréquents dans les pays pauvres pour en conclure que la pauvreté est une cause de la guerre : les pays pauvres présentent souvent d'autres caractéristiques qui peuvent elles-mêmes être des causes potentielles de conflits. Par exemple, la démocratie est probablement une conséquence du développement socio-économique<sup>6</sup> et pourrait avoir un effet pacificateur sur les conflits politiques. Les méthodes de régression permettent de départager les deux explications en introduisant ces deux variables dans un modèle commun et en estimant l'effet moyen du PIB par habitant pour chaque modalité de la variable « démocratie », ou, inversement, d'évaluer l'impact de la démocratie à PIB par habitant constant. En d'autres termes, ces modèles permettent d'estimer la relation entre deux variables « toutes choses égales par ailleurs ». L'expression ne doit toutefois pas être prise au pied de la lettre car, en pratique, il y a une limite au nombre de variables que l'on peut introduire dans le même modèle : départager les explications possibles nécessite d'identifier de multiples cas pour chaque combinaison possible des variables indépendantes, ce qui devient de plus en plus malaisé à mesure que l'on augmente le nombre de facteurs explicatifs potentiels.

Deuxièmement, les méthodes statistiques permettent de mesurer avec une certaine précision la taille de l'effet de chaque variable indépendante sur la variable dépendante,

---

6. Il s'agit d'une théorie classique en politique comparée, qui remonte au moins à Seymour Martin Lipset, « Some social requisites of democracy: Economic development and political legitimacy », *American Political Science Review*, vol. 53, n° 1, 1959, p. 69-105. Pour des analyses plus récentes, voir Fabrice Murtin et Romain Wacziarg, « The democratic transition », *Journal of Economic Growth*, vol. 19, n° 2, 2014, p. 141-181 ; et Joannes Jacobsen, « Revisiting the modernization hypothesis: longevity and democracy », *World Development*, vol. 67, 2015, p. 174-185.

tout en contrôlant les potentiels facteurs confondants. Dans le cas typique des modèles à variable dépendante binaire, les résultats peuvent s'exprimer sous forme de probabilités, soit en termes relatifs (exemple : à population constante, une augmentation de 1 000 dollars du PIB par habitant fait baisser le risque de guerre civile de 5 %) soit en termes absolus (exemple : compte tenu de ses caractéristiques économiques et démographiques, la probabilité de guerre civile en Ouganda pour l'année 2018 s'élève à 5 %).

Finalement, le troisième atout des méthodes quantitatives réside dans le test de signification statistique, lequel consiste à évaluer le caractère systématique du lien entre deux variables. Le test procède de la façon suivante : on établit une statistique de test (souvent une mesure d'association entre deux variables) ; on calcule la probabilité d'obtenir une statistique de test de magnitude similaire ou supérieure sous l'hypothèse nulle ( $H_0$ ), c'est-à-dire en partant du principe qu'il n'existe aucun lien entre les deux variables ; si la valeur de la statistique de test est suffisamment « improbable », on rejette l'hypothèse nulle, ce qui revient à accepter provisoirement  $H_1$  (l'hypothèse que l'on cherche à valider). Il s'agit donc d'une sorte de démonstration par l'absurde, qui consiste à montrer que le résultat observé aurait difficilement pu être obtenu en l'absence de lien entre les deux variables. La probabilité d'observer une statistique de test de magnitude similaire ou supérieure sous  $H_0$  est appelée *p-value*, et est parfois (sommairement) décrite comme la probabilité que le lien observé soit le résultat de la chance seule : par conséquent, plus la *p-value* est faible, plus l'association entre les deux variables a de chances d'être solide. Un effet est dit « statistiquement significatif » lorsque la *p-value* est inférieure à un seuil prédéterminé. Les seuils les plus communément utilisés sont ceux de 0.1 ou 10 % (effet marginalement significatif) ; 0.05 ou 5 % (effet significatif) ; et 0.01 ou 1 % (effet très significatif). Une association statistiquement significative est donc une association qui aurait 1 % (ou 5 %, ou 10 %) de chances de se produire si l'hypothèse nulle était vérifiée.

Dans le cas spécifique des analyses à large-N, un dernier avantage peut être évoqué (par opposition notamment aux études de cas, qu'elles soient qualitatives ou quantitatives) : elles permettent de vérifier que les effets observés ne sont pas idiosyncratiques (ce qui reviendrait à dire que ces effets n'existent pas), ou, pour le dire autrement, qu'ils s'observent de façon régulière dans des contextes très différents. D'un certain point de vue, la logique est proche de celle du *most different system design* en recherche qualitative.

Les études quantitatives à large-N ont réussi à identifier avec succès certains facteurs nationaux associés à un plus grand risque de conflit interne<sup>7</sup> : parmi ces facteurs, les plus décisifs sont le revenu par habitant et la taille de la population, mais d'autres variables – comme l'instabilité politique ou la dépendance aux ressources naturelles – apparaissent régulièrement dans la liste des facteurs-clés. Ces résultats se confirment étude après étude et ont rarement été invalidés : ils peuvent donc prétendre à une certaine fiabilité. Dans le même ordre d'idées, ces études ont permis d'infirmer certaines idées intuitives mais

---

7. Ces résultats sont synthétisés, entre autres, par Havard Hegre et Nicholas Sambanis, « Sensitivity analysis of empirical results on civil war onset », *Journal of Conflict Resolution*, vol. 50, n° 4, 2006, p. 508-535 ; Jeffrey Dixon, « What causes civil war? Integrating quantitative research findings », *International Studies Review*, vol. 11, n° 4, 2009, p. 707-735 ; et Lars-Erik Cederman et Manuel Vogt, « Dynamics and logics of civil war », *Journal of Conflict Resolution*, vol. 61, n° 9, 2017, p. 1992-2016.

néanmoins incorrectes d'un point de vue factuel – par exemple, celle selon laquelle les sociétés présentant la plus forte hétérogénéité ethnique seraient les plus à risque<sup>8</sup>. De même, la démocratie ne réduit pas le risque de guerre civile<sup>9</sup> ; et de façon plus générale, il ne semble pas exister de lien solide entre institutions politiques et conflits internes<sup>10</sup>. Pour donner un dernier exemple, de nombreuses études se sont penchées sur l'effet des inégalités de revenus à l'échelle individuelle (typiquement mesurées par le coefficient de Gini) : la plupart de ces études concluent à une absence de lien<sup>11</sup>, ce qui tend à remettre en question la validité des théories de la frustration relative.

## TEST EMPIRIQUE

Cette partie a pour objectif d'évaluer, par le biais d'une analyse statistique, dans quelle mesure les facteurs des conflits internes communément identifiés dans la littérature permettent de mieux prédire l'occurrence des conflits armés. Plus spécifiquement, elle tente de répondre à la question suivante : les variables qui ont l'effet le plus fort ont-elles un réel pouvoir prédictif ?

### Construction du modèle

L'analyse porte sur 156 pays pour la période 1971-2014. L'unité d'analyse est le pays/année, ce qui correspond à un peu plus de 5 000 observations compte tenu des données manquantes pour un certain nombre de variables. La variable dépendante (le déclenchement d'un nouveau conflit dans un pays et une année donnés) est mesurée avec les données

---

8. Il ne s'agit pas de dire que le facteur ethnique ne joue aucun rôle mais qu'il n'existe pas de relation monotone entre le degré de fractionalisation ethnique et la prévalence des conflits internes (autrement dit, les sociétés les plus fragmentées ne sont pas celles qui ont le plus de risques de conflit) : voir par exemple Ibrahim Elbadawi et Nicholas Sambanis, « Why are there so many civil wars in Africa? Understanding and preventing violent conflict », *Journal of African Economies*, vol. 9, n° 3, 2000, p. 244-269 ; J. D. Fearon et D. L. Laitin, « Ethnicity, insurgency, and civil war », *art. cit.* ; P. Collier et A. Hoeffler, « Greed and grievance in civil war », *art. cit.* ; Andreas Wimmer, Lars-Erik Cederman et Brian Min, « Ethnic politics and armed conflict: A configurational analysis of a new dataset », *American Sociological Review*, vol. 74, n° 2, 2009, p. 316-337 ; Lars-Erik Cederman et Luc Girardin, « Beyond fractionalization: Mapping ethnicity onto nationalist insurgencies », *American Political Science Review*, vol. 101, n° 1, 2007.

9. C'est en tout cas la conclusion à laquelle parvient une revue récente de la littérature sur le sujet : Havard Hegre, « Democracy and armed conflict », *Journal of Peace Research*, vol. 51, n° 2, 2014, p. 159-172.

10. Les institutions électorales constituent une rare exception : de nombreuses études montrent que les systèmes proportionnels réduisent le risque de conflit. Voir par exemple Marta Reynal-Querol, « Ethnicity, political systems, and civil war », *Journal of Conflict Resolution*, vol. 46, n° 1, 2002, p. 29-54 ; Stephen M. Saideman, David J. Lanoue, Michael Campenni et Samuel Stanton, « Democratization, political institutions, and ethnic conflict: A pooled time-series analysis, 1985-1998 », *Comparative Political Studies*, vol. 35, n° 1, 2002, p. 103-129 ; Gerald Schneider et Nina Wiesehomeier, « Rules that matter: Political institutions and the diversity-conflict nexus », *Journal of Peace Research*, vol. 45, n° 2, 2008, p. 183-203. Toutefois, même ce résultat est contesté, cf. Joel Selway et Kharis Templeman, « The myth of consociationalism? Conflict reduction in divided societies », *Comparative Political Studies*, vol. 42, n° 12, 2012, p. 1542-1571.

11. Pour une synthèse relativement récente de ces études, voir Gudrun Ostby, « Inequality and political violence: A review of the literature », *International Area Studies Review*, vol. 16, n° 2, 2013, p. 206-231. Pour une intéressante exception, voir Joerg Baten et Christina Mumme, « Does inequality lead to civil war? A global long-term study using anthropometric indicators (1816-1999) », *European Journal of Political Economy*, vol. 32, 2013, p. 56-79.

UCDP/PRIO *Armed Conflict Dataset*<sup>12</sup> : elle adopte une valeur de 1 pour toutes les observations correspondant au déclenchement d'un conflit interne, et de 0 pour toutes les autres observations<sup>13</sup>. Cent quatre-vingts occurrences de nouveaux conflits sont reportées sur cette période, ce qui équivaut à environ 3,7 % des observations. L'estimation s'effectue avec un modèle de régression logistique<sup>14</sup>, ce qui est commun dans cette littérature.

Il existe des centaines<sup>15</sup> de potentiels facteurs explicatifs des guerres civiles, qu'il serait impossible d'analyser exhaustivement ici – notamment pour des raisons techniques liées au nombre relativement faible de nouveaux conflits reportés pour la période. La sélection des variables explicatives se fait donc sur la base de la littérature antérieure, et selon deux critères : soit la variable a été suffisamment étudiée pour faire l'objet d'un article de synthèse (par exemple, la diversité ethnique<sup>16</sup>) ; soit elle figure dans un article de synthèse exhaustif<sup>17</sup> sur les causes des guerres civiles et émerge comme facteur consensuel.

Les variables incluses sont les suivantes :

- Le produit intérieur brut par habitant en dollars constants de 2010<sup>18</sup>, sous forme logarithmique<sup>19</sup> afin de prendre en compte les éventuels effets non linéaires de la pauvreté.
- Le taux de croissance annuel du PIB par habitant.
- La population en milliers d'habitants, également sous forme logarithmique.
- Un indicateur de l'instabilité politique générale du pays, exprimé par le nombre de fois où le pays a fait l'expérience d'un changement irrégulier de dirigeant (par exemple un coup d'État, une révolution, l'intervention d'une puissance étrangère, etc.)<sup>20</sup>.

---

12. N. P. Gleditsch *et al.*, « Armed conflict 1946-2001: A new dataset », *art. cit.* La définition opérationnelle est la suivante : il faut que le conflit oppose (au moins) un groupe non étatique et l'État à l'intérieur des frontières de celui-ci, que les hostilités causent au moins 25 morts par année, et qu'il y ait des victimes côté gouvernement (ceci afin de distinguer les conflits des massacres unilatéraux).

13. Comme l'objectif est d'estimer le risque de nouveaux conflits et non pas la prévalence des conflits, seule l'année où le conflit s'est déclenché est codée 1 ; toutes les années subséquentes sont recodées en données manquantes (ce choix, effectué pour éviter que les années de conflit et les années de paix aient la même valeur – i.e., zéro – a cependant pour conséquence une réduction non négligeable du nombre d'observations). En revanche, il est possible qu'un nouveau conflit éclate pendant qu'un autre conflit est en cours dans le même pays, auquel cas la variable sera tout de même codée 1 pour cette année particulière. Si plusieurs conflits éclatent simultanément dans le même pays, la variable est codée 1.

14. La régression logistique binaire est un modèle de régression binomiale dans lequel la variable expliquée  $Y$  peut prendre deux modalités (0 ou 1) indiquant respectivement la non-occurrence ou l'occurrence d'un événement. L'objectif de la régression logistique est de modéliser la probabilité d'occurrence de l'événement par une combinaison linéaire de variables explicatives. La fonction utilisée pour relier la probabilité  $p$  aux variables explicatives est la fonction logistique, d'où le nom du modèle.

15. À titre d'exemple, l'analyse effectuée par H. Hegre et N. Sambanis (« Sensitivity analysis of empirical results on civil war onset », *art. cit.*) incluait 88 variables, sachant 1) que les deux auteurs avaient opéré une présélection des prédicteurs potentiels et 2) que l'étude remonte à plus de dix ans.

16. Elaine Denny et Barbara Walter, « Ethnicity and civil war », *Journal of Peace Research*, vol. 51, n° 2, 2014, p. 199-212.

17. H. Hegre et N. Sambanis, « Sensitivity analysis of empirical results on civil war onset », *art. cit.* ; J. Dixon, « What causes civil war? Integrating quantitative research findings », *art. cit.* ; L.-E. Cederman et M. Vogt, « Dynamics and logics of civil war », *art. cit.*

18. Toutes les données économiques proviennent de la Banque mondiale (World Bank, *World Development Indicators*, 2017).

19. Il s'agit du logarithme naturel (ln).

20. Les données sont issues de la base de données Archigos : Hein E. Goemans, Kristian Skrede Gleditsch et Giacomo Chiozza, « Introducing Archigos: A dataset of political leaders », *Journal of Peace Research*, vol. 46, n° 2, 2009, p. 69-283. Pour une mesure similaire de l'instabilité politique, voir Kristian S. Gleditsch et Andrea Ruggeri, « Political opportunity structures, democracy, and civil war », *Journal of Peace Research*, vol. 47, n° 3, 2010, p. 299-310.

- La fractionalisation ethnique<sup>21</sup> exprimée en pourcentage, ainsi que son carré afin de prendre en compte l'effet non monotone de la diversité ethnique sur le risque de conflit (i.e., le fait que les sociétés les plus fragmentées courent tendanciellement un risque de conflit moindre que les sociétés polarisées).
- Les groupes ethniques transnationaux, c'est-à-dire, pour chaque pays, le nombre de groupes ethniques dont une partie vit dans des pays étrangers (par exemple, les Kurdes constituent un groupe ethnique transnational et comptent pour une unité en Turquie, en Syrie, en Iran et en Iraq)<sup>22</sup>.
- La part du PIB issue de l'exportation de ressources naturelles<sup>23</sup>.
- Pour chaque pays/année, le nombre de conflits internes en cours dans les pays voisins, afin de capturer les effets de contagion<sup>24</sup>.
- Les années de paix consécutives (c'est-à-dire le nombre d'années pendant lesquelles le pays n'a pas été en conflit<sup>25</sup>) afin de corriger l'autocorrélation, ainsi que le carré et le cube de ce nombre pour prendre en compte la non-linéarité de la relation entre années de paix et probabilité de nouveau conflit<sup>26</sup>.

## Effet des variables explicatives : risque relatif vs risque absolu

Le tableau 1 présente le résultat du test. Les coefficients sont reportés sous forme d'odds ratios, lesquels s'interprètent de la façon suivante : par exemple, dans le cas du nombre de groupes ethniques transnationaux, l'odds ratio est égal à 1,069, ce qui signifie que dès que la variable augmente d'une unité, la cote<sup>27</sup> de survenue du conflit est multipliée par 1,069 (i.e., augmente d'environ 7 %). Inversement, une augmentation d'une unité du PIB par habitant (sur l'échelle logarithmique) conduit à multiplier cette cote par 0,8. Pour résumer, les odds ratios compris entre 0 et 1 indiquent un effet négatif tandis que les valeurs comprises entre 1 et l'infini indiquent un effet positif. Compte tenu de l'échelle sur laquelle est exprimée la variable explicative, plus l'odds ratio se rapproche de 1, plus il est faible (1,00 indiquant une absence totale d'effet).

21. La fractionalisation ethnique exprime la probabilité que deux individus sélectionnés aléatoirement au sein d'une même population appartiennent à deux groupes ethniques différents ; l'indice est compris entre 0 (probabilité la plus basse, tous les individus appartiennent au même groupe) et 100 (probabilité maximale, chaque individu appartient à un groupe différent). Voir Alberto Alesina, Arnaud Devleeschauwer, William Easterly, Sergio Kurlat et Romain Wacziarg, « Fractionalization », *Journal of Economic Growth*, vol. 8, n° 2, 2003, p. 155-194.

22. Les données proviennent du projet *Ethnic Power Relations* : Manuel Vogt, Nils-Christian Bormann, Seraina Rügger, Lars-Erik Cederman, Philipp Hunziker et Luc Girardin, « Integrating data on ethnicity, geography, and conflict: The Ethnic Power Relations dataset family », *Journal of Conflict Resolution*, vol. 59, n° 7, 2015, p. 1327-1342.

23. Pour des articles de synthèse traitant du lien entre ressources naturelles et guerres civiles, voir Michael Ross, « A closer look at oil, diamonds and civil war », *Annual Review of Political Science*, vol. 9, 2006, p. 265-300 ; et Michael Ross, « What have we learned about the resource curse? » *Annual Review of Political Science*, vol. 18, 2015, p. 239-259.

24. Les pays voisins sont identifiés par la base de données *Direct Contiguity* (v.3.2) du projet *Correlates of War* : voir Douglas M. Stinnett, Jaroslav Tir, Philip Schafer, Paul F. Diehl et Charles Gochman, « The Correlates of War Project Direct Contiguity Data, Version 3 », *Conflict Management & Peace Science*, vol. 19, n° 2, 2002, p. 58-66.

25. On compte ici toutes les années de conflit et pas seulement la première. Le décompte se fait à partir de 1946, ou à partir de la date de l'indépendance pour les pays qui étaient encore colonisés en 1971.

26. Voir David B. Carter et Curtis S. Signorino, « Back to the future: Modeling time dependence in binary data », *Political Analysis*, vol. 18, n° 3, 2010, p. 271-292.

27. La cote correspond à la probabilité d'occurrence de l'événement divisée par la probabilité de sa non-occurrence.

L'effet de la plupart des variables va dans le sens escompté : la probabilité de conflit augmente proportionnellement à la taille de la population ( $p < 0,01$ ), à la part des ressources naturelles dans le PIB ( $p < 0,01$ ), et au nombre de groupes transnationaux ( $p < 0,05$ ) ; elle diminue avec la prospérité ( $p < 0,01$ ). Parmi les effets statistiquement significatifs, on trouve celui des années de paix (effet négatif mais non linéaire,  $p < 0,01$ ) et celui de la fractionalisation ethnique (effet curvilinéaire,  $p < 0,05$ ). En revanche, les transitions irrégulières, les conflits dans le voisinage et la croissance économique n'ont pas d'effet statistiquement différent de zéro<sup>28</sup>.

Tableau 1

Déterminants du déclenchement des conflits intra-étatiques (régression logistique)

	Odds ratios	Erreur-type
Années de paix	0.789***	(0.0383)
Années de paix <sup>2</sup>	1.010***	(0.00274)
Années de paix <sup>3</sup>	0.999***	(4.12e-05)
PIB/hab. (ln)	0.822***	(0.0571)
Croissance annuelle (% PIB)	1.004	(0.00865)
Population, 1000 hab. (ln)	1.306***	(0.0940)
Groupes transnationaux	1.069**	(0.0288)
Ressources naturelles (% PIB)	1.019***	(0.00732)
Fractionalisation ethnique	1.037**	(0.0178)
Fractionalisation ethnique <sup>2</sup>	0.999**	(0.0002)
Instabilité politique	0.986	(0.0274)
Nb. conflits dans le voisinage	1.022	(0.0359)
Constante	0.0751***	(0.0493)
Pays	156	
Observations	5024	

Erreurs-types corrigées avec la méthode des clusters au niveau du pays. Seuils de significativité : \*\*\*  $p < 0,01$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*  $p < 0,1$

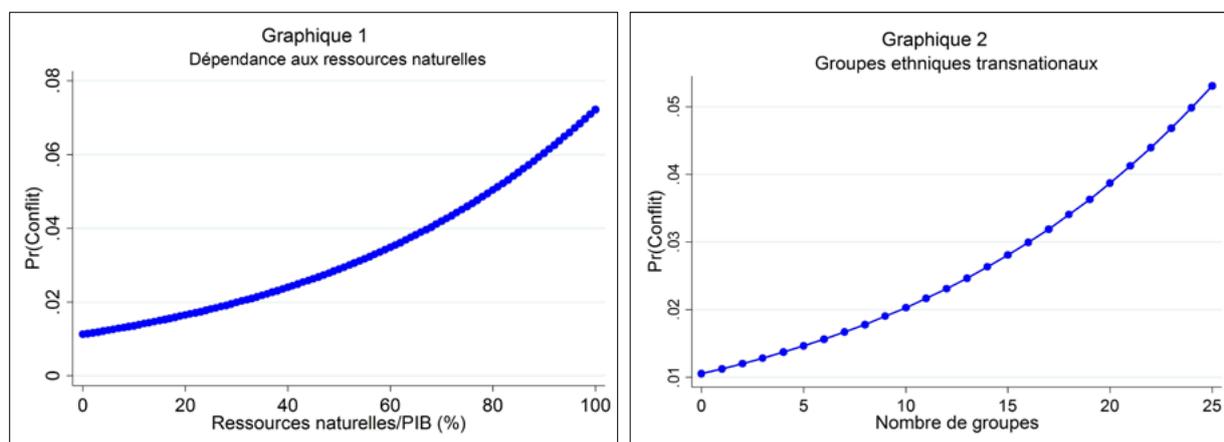
Du point de vue de leur magnitude, l'effet de certaines de ces variables est substantiel. À titre d'illustration, un pays dont le revenu annuel par habitant s'élève à 70 dollars (par exemple, le Népal dans les années 1970 ou le Liberia à la fin de la guerre civile) encourt un risque de conflit environ trois fois et demi plus élevé qu'un pays dont le revenu est équivalent à 65 000 dollars par an et par habitant (par exemple, l'Australie en 2013), toutes choses égales par ailleurs. De même, un État dont la population est équivalente à celle des Seychelles encourt *ceteris paribus* un risque de conflit environ neuf fois moins élevé qu'un État à la population équivalente à celle de l'Inde. Toutefois, ces effets doivent être relativisés dans le sens où ils n'expriment que le risque relatif de conflit et pas le risque absolu, celui-ci restant très faible et ne dépassant jamais les 10 % lorsque les autres variables sont fixées à leur niveau moyen.

28. La multi-colinéarité n'affecte pas la validité des estimations. D'une part, pour l'ensemble des variables incluses dans le modèle, l'indice VIF s'élève au maximum à 1,7. D'autre part, exclusion du modèle les variables les plus fortement corrélées ( $r > 0,5$ ) ne produit pas de changements substantiels en termes de magnitude des coefficients, de signification ou de sens de la relation.

Les graphiques 1 et 2 illustrent ce dernier point. Le graphique 1 représente la co-variation de la dépendance aux ressources naturelles (axe horizontal) et de la probabilité de déclenchement d'un conflit (axe vertical) : plus la part de ressources naturelles dans le PIB augmente, plus le risque de conflit est élevé. La même chose vaut pour le nombre de groupes ethniques transnationaux (graphique 2). Dans les deux cas, la magnitude de l'effet est assez importante en termes relatifs, avec une probabilité de conflit respectivement six fois plus élevée pour un pays dont les rentes en ressources naturelles atteignent 90 % du PIB (la Guinée équatoriale) que pour un pays sans ressources naturelles (Malte) ; et quatre fois plus élevée pour un pays avec 23 groupes transnationaux (la Russie) que pour un pays sans groupes transnationaux (l'Islande, Oman ou le Cap-Vert). Toutefois, les risques en termes absolus restent faibles : si toutes les autres variables du modèle sont maintenues à leur valeur moyenne, un pays fortement dépendant des ressources naturelles (90 % du PIB) court un risque de déclenchement de conflit de l'ordre de 6 % ; ce risque s'élève à un peu plus de 4 % pour un pays avec vingt-trois groupes ethniques transnationaux.

Graphiques 1 et 2

Effets marginaux des ressources naturelles et des groupes ethniques transnationaux



Prédictions ajustées obtenues avec l'ensemble des covariables à leur valeur moyenne.

Ces prédictions s'améliorent lorsque l'on examine les effets cumulés des variables du modèle. Un hypothétique « pays à risque » dont la population, les ressources naturelles dans le revenu intérieur et le nombre de groupes ethniques transnationaux se situeraient dans le 99<sup>e</sup> centile<sup>29</sup>, le PIB par habitant dans le 1<sup>er</sup> centile, et la fractionalisation ethnique au niveau médian, courrait un risque de conflit de l'ordre de 40 % (contre moins de 1 % pour un pays à faible risque identifié sur les mêmes critères). Aucun pays de ce type n'existe ; toutefois, certains pays réels cumulent les facteurs de risque. Par exemple, l'Iran se situe dans le neuvième décile sur trois variables clés, qui sont la population, les ressources naturelles et les groupes ethniques transnationaux, et dans le troisième quartile pour la fractionalisation ethnique :

29. Pour une variable quantitative, la médiane est la valeur qui divise un échantillon en deux groupes de taille égale : la moitié des individus obtiennent un score supérieur et l'autre moitié un score inférieur à la médiane sur cette variable. Suivant la même logique, les centiles sont chacune des 99 valeurs qui divisent l'échantillon en cent groupes de même effectif : le 99<sup>e</sup> centile est donc la valeur qui sépare les 1 % des scores les plus élevés des 99 % des scores les plus bas. De la même façon, le neuvième décile est la valeur telle que 90 % des individus (ou neuf individus sur dix) obtiennent des scores inférieurs à cette valeur.

le risque prédit attribué à l'Iran atteint son maximum (31 %) en 1994 et son minimum (6 %), curieusement, en 1979. Inversement, l'Islande se situe dans le premier décile sur ces quatre variables, et dans le premier décile en termes de PIB par habitant : son risque de conflit atteint au maximum 0,3 % en 1971 (plus précisément 0,28 %, c'est-à-dire treize fois moins que la moyenne de l'échantillon) et devient virtuellement nul à partir de 2010.

Bien que les probabilités prédites attribuées aux observations individuelles augmentent en fonction des valeurs des variables explicatives, elles tendent à rester dans l'ensemble relativement faibles : seule l'Inde obtient (de façon répétée) des valeurs supérieures à 50 %. De même, seuls neuf pays (la Chine, l'Éthiopie, l'Inde, l'Indonésie, l'Iran, Myanmar, le Pakistan, la République démocratique du Congo et la Russie) dépassent le seuil des 30 %. Si l'on considère que la probabilité de conflit réelle d'un pays en guerre est par définition de 100 %, un chiffre de 30 % (ou même de 50 %) est très éloigné des vraies valeurs. Autrement dit, le risque de conflit est, dans l'ensemble, fortement sous-estimé.

Pour récapituler, l'essentiel des variables du modèle a un effet significatif et parfois relativement fort sur les conflits internes, mais il n'en reste pas moins que l'effet cumulé de ces variables est insuffisant pour expliquer les variations dans le risque de conflit. La question est désormais de savoir si le modèle permet au moins de distinguer les cas à risque et les cas moins problématiques : cette question fera l'objet de la section suivante.

## Qualité d'ajustement du modèle

Il existe une façon simple d'analyser la qualité d'ajustement d'un modèle à variable dépendante binaire, qui consiste à comparer les probabilités prédites pour chaque observation à la valeur réelle de ces observations (0 ou 1) puis à examiner la proportion de cas dans lesquels le modèle a correctement identifié l'observation comme positive/négative ou s'est « trompé ». Comparer valeurs prédites et valeurs réelles nécessite au préalable de binariser les probabilités prédites (qui sont une variable continue) en choisissant un seuil au-delà duquel les observations seront classées comme positives. Conventionnellement, on choisit le seuil de 0,5, c'est-à-dire qu'on considère comme prédictions positives les cas pour lesquels le modèle assigne une probabilité de conflit de 50 % ou plus, et comme prédictions négatives les observations pour lesquelles cette probabilité s'élève à moins de 50 %. On dénombre ensuite les cas correctement prédits ainsi que les faux positifs (pr.  $\geq 0,5$ , classe 0) et les faux négatifs (pr.  $< 0,5$ , classe 1). Ces informations sont synthétisées dans le tableau 2.

Sur les 5 024 observations de l'échantillon, 179 sont caractérisées par le déclenchement d'un nouveau conflit, tandis que 4 845 ne présentent pas cette caractéristique. Parmi les observations sans nouveau conflit, seulement 4 (c'est-à-dire moins de 0,1 %) sont des faux positifs, c'est-à-dire que le modèle leur a attribué une probabilité de conflit supérieure à 0,5. La majorité des observations sans conflit (99,9 %) ont donc été détectées correctement : il s'agit de la spécificité du modèle, c'est-à-dire la probabilité qu'un cas soit classifié comme négatif s'il est réellement négatif.

Tableau 2

Matrice de confusion (seuil : 0,5)

Critère	Pourcentage	Observations
Sensibilité (pourcentage de vrais positifs)	8,38	15
Spécificité (pourcentage de vrais négatifs)	99,92	4841
Faux positifs (anti-spécificité)	0,08	4
Faux négatifs	91,62	164
Correctement classifiés	96,66	4856
Total	100	5024

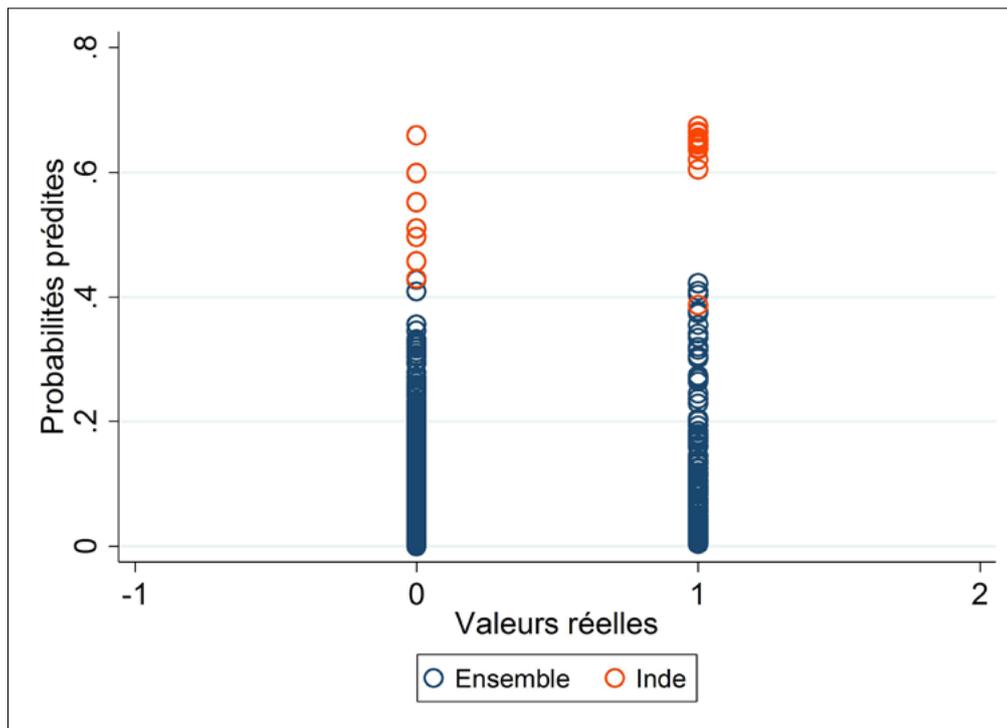
La valeur très élevée de la spécificité explique en grande partie le pourcentage de cas correctement classifiés (c'est-à-dire le pourcentage de vrais positifs auquel on ajoute le pourcentage de vrais négatifs). Ce pourcentage s'élève à environ 97 % : autrement dit, le modèle ne se « trompe » que pour environ 3 % des observations, ce qui constitue un très bon résultat à première vue. Toutefois, les choses se gâtent lorsque l'on observe la sensibilité du modèle, c'est-à-dire la probabilité qu'un cas effectivement positif soit classifié comme positif : cette probabilité s'élève à un peu plus de 8 %, ce qui est très faible. En d'autres termes, le modèle prédit très bien la paix mais très mal la guerre : son contenu en information est donc assez faible dans la mesure où les cas positifs présentent davantage d'intérêt en termes pratiques.

Cette sous-estimation du risque de conflit est problématique d'un point de vue pratique mais peut s'expliquer en partie par la structure des données plutôt que par la qualité du modèle ou le pouvoir prédictif des variables sélectionnées. En effet, la distribution des observations positives et négatives dans l'échantillon est très déséquilibrée en faveur des secondes : la guerre constitue un événement rare et c'est la paix qui est la norme. Or, les modèles de régression logistique tendent à sous-estimer la probabilité des événements rares de même que les effets des variables indépendantes sur ces probabilités<sup>30</sup>. Pour rappel, les 19 observations auxquelles le modèle attribue des probabilités de conflit supérieures à 50 % (i.e., 15 observations correctement prédites et 4 faux positifs) sont toutes concentrées dans un seul pays, l'Inde. Sélectionner les cas prédits comme positifs sur un seuil de probabilité de 50 % est donc problématique (en plus d'être arbitraire) puisque la distribution des cas positifs dans l'échantillon rend ce seuil quasiment impossible à atteindre. La question est désormais de savoir si le modèle est apte à discriminer les cas à risque des cas moins à risque – autrement dit, s'il assigne des probabilités de conflit supérieures aux cas réellement positifs. Le graphique 3 apporte un premier élément de réponse, en représentant la distribution des probabilités prédites par le modèle pour chaque valeur réelle de la variable dépendante : les observations sans nouveau conflit sont regroupées dans la colonne de gauche, tandis que la colonne de droite inclut les cas où un nouveau conflit a éclaté. Chaque cercle représente une observation (les cercles orange correspondent à l'Inde, et les cercles bleu marine au reste de l'échantillon).

30. Voir Gary King et Langche Zeng, « Explaining rare events in international relations », *International Organization*, vol. 55, n° 3, 2001, p. 693-715 ; Gary King et Langche Zeng, « Logistic regression in rare-event data », *Political Analysis*, vol. 9, n° 2, 2001, p. 137-163.

Graphique 3

Probabilités prédites et valeurs réelles



À première vue, le modèle n'est pas très informatif : il tend à assigner de fortes probabilités de conflit à des observations non conflictuelles, et inversement. Quelle que soit la valeur réelle, les probabilités prédites sont majoritairement groupées autour de 0. Les observations aux plus fortes probabilités prédites se situent (correctement) dans la colonne de droite, mais si l'on fait abstraction du cluster autour de 60 % (lequel est entièrement constitué d'observations correspondant à l'Inde), les probabilités se situent dans leur quasi-totalité en dessous de la barre des 50 %. De façon plus générale, si l'on exclut l'Inde et que l'on se concentre sur les observations en bleu, il devient tout à fait impossible de discerner une tendance nette par simple inspection visuelle. À noter finalement que la moyenne des probabilités prédites s'élève respectivement à 3 % pour la colonne de gauche et 15 % pour la colonne de droite : même si cette moyenne est cinq fois plus élevée pour les observations conflictuelles, la différence reste assez modeste (12 points) en termes absolus.

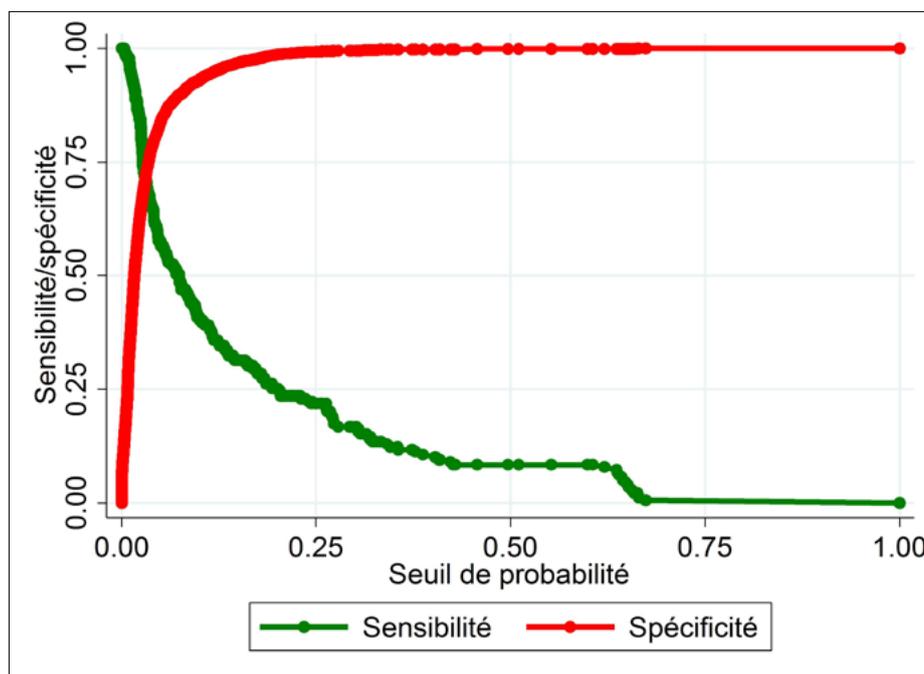
Pour évaluer plus dans le détail la capacité du modèle à discriminer les cas à risque des cas moins à risque, il est également intéressant d'observer la précision des prédictions pour différents seuils de probabilité. La matrice de confusion présentée plus haut était fondée sur un seuil de 50 % (c'est-à-dire que l'on considère comme prédictions positives les observations qui atteignent ou dépassent ce seuil, et comme prédictions négatives les observations en deçà de ce seuil). Toutefois, la question réellement intéressante n'est pas de savoir quels cas atteignent ou non le seuil de 50 % (qui est un seuil conventionnel) mais plutôt de savoir si le modèle est apte à identifier les cas potentiellement problématiques en évitant au maximum les fausses alertes. Adopter des seuils de probabilité moins sévères permet de

répondre de façon plus détaillée à cette question. Par exemple, si un cas est défini comme une prédiction positive à partir du moment où la probabilité prédite de conflit dépasse les 30 %, le modèle parvient-il à identifier correctement les observations pour lesquelles un conflit a réellement été reporté ? Et parmi les cas dont la probabilité prédite de conflit est supérieure à 20 %, quelle est la part de vrais positifs et de faux positifs ?

Naturellement, les deux mesures de la qualité d'ajustement – sensibilité et spécificité – réagissent différemment aux variations du seuil de probabilité : pour faire en sorte que le modèle détecte la totalité des occurrences de conflit, il suffit d'abaisser le seuil à 0 % (toutes les observations sont donc prédites comme conflictuelles) mais cette amélioration de la sensibilité se fait au prix d'une augmentation du nombre de « fausses alertes », c'est-à-dire d'une détérioration de la spécificité. Inversement, à mesure que l'on augmente le seuil, le nombre de prédictions positives diminue mécaniquement, donc la spécificité augmente mais la sensibilité décroît.

Cet arbitrage entre sensibilité et spécificité est illustré par le graphique 4. Les différents seuils de probabilité (de 0 à 100) sont représentés en abscisse ; l'ordonnée donne en pourcentage les différentes valeurs de la sensibilité (ligne verte) et de la spécificité (ligne rouge), ce qui permet de visualiser la façon dont ces deux indicateurs évoluent en fonction du seuil choisi.

Graphique 4  
Sensibilité et spécificité



Comme on peut le constater, la sensibilité atteint son minimum et la spécificité son maximum autour du seuil de 60 %. Les deux courbes sont parfaitement plates à partir du moment où l'on dépasse ce seuil ; en dessous de cette limite, plus le seuil décroît, plus la sensibilité augmente et plus la spécificité diminue (cette dernière de façon assez brutale en dessous de 5 %).

Trois seuils en particulier sont intéressants à observer. Le seuil de 25 % est permissif et permet donc d'accroître la sensibilité tout en conservant une spécificité supérieure à 99 %. À ce seuil, le modèle identifie correctement 39 occurrences de nouveaux conflits sur 179 (sensibilité d'environ 22 %), pour un pourcentage de faux positifs de seulement 0,76 %. Toutefois, ces derniers chiffres doivent être interprétés avec prudence étant donné le ratio extrêmement déséquilibré entre cas réellement positifs et réellement négatifs : en termes absolus, les faux positifs sont quasiment aussi nombreux que les vrais positifs (37 et 39, respectivement). En d'autres termes, au seuil de 25 %, le modèle produit une fausse alerte pour chaque occurrence de nouveau conflit correctement identifiée.

Le seuil de 3 % est celui qui maximise simultanément la sensibilité et la spécificité. Sur 179 cas positifs, 129 sont correctement identifiés, ce qui correspond à une sensibilité d'environ 70 %. Toutefois, cette hausse de la sensibilité s'accompagne d'une hausse non moins significative du nombre de faux positifs, lequel s'élève désormais à 1 415 : le modèle produit désormais environ 11 fausses alertes pour chaque cas correctement prédit. Dans le même ordre d'idées, parmi les cas prédits comme positifs, seuls 8 % le sont réellement. Les faux positifs incluent en majorité des pays ayant réellement fait l'expérience de conflits (par exemple, l'Inde, le Liberia et la République démocratique du Congo sont surreprésentés parmi ces cas) ce qui peut s'expliquer simplement par le fait que la majorité des variables du modèle varient peu, voire pas du tout dans le temps.

Finalement, détecter correctement tous les cas positifs (ou éliminer les faux négatifs)<sup>31</sup> nécessite d'abaisser le seuil à 0,3 %. À ce stade, la spécificité chute à 13 % et le nombre de faux positifs s'élève à 4 204 : chaque cas de conflit correctement prédit s'accompagne d'environ 23 fausses alertes.

En guise de conclusion préliminaire, on peut retenir que, malgré l'effet fort et très significatif de beaucoup des variables explicatives du modèle, celui-ci a dans son ensemble un pouvoir prédictif assez modeste. La dernière étape consiste maintenant à observer si ces variables contribuent à la performance prédictive du modèle. Le graphique 5 montre la courbe ROC (*receiver operating characteristic*) correspondant à deux spécifications différentes : à gauche, le modèle de base incluant l'intégralité des variables ; et à droite, un modèle réduit où seules sont incluses les années de paix (y compris sous leur forme quadratique et cubique) et la population<sup>32</sup>. La courbe montre le taux de vrais positifs (ou sensibilité, en ordonnée) en fonction du taux de faux positifs<sup>33</sup> (ou antispécificité, en abscisse) pour différents seuils de prédiction (de 0 % à 100 %). Si les points sont groupés autour de la diagonale de (0;0) à (1;1) cela veut dire que le modèle classe aléatoirement les observations

31. Comme on l'a vu plus haut, éliminer complètement les faux positifs requiert d'élever le seuil à 66 %, ce qui produit seulement 4 vrais positifs (i.e., une sensibilité de 0,56 %).

32. Les années de paix servent à corriger l'autocorrélation ; la population est incluse pour prendre en compte le fait que la mesure des conflits utilisée repose sur un seuil de nombre de victimes, et que donc les pays les plus peuplés ont mécaniquement plus de chances de faire l'expérience d'un conflit.

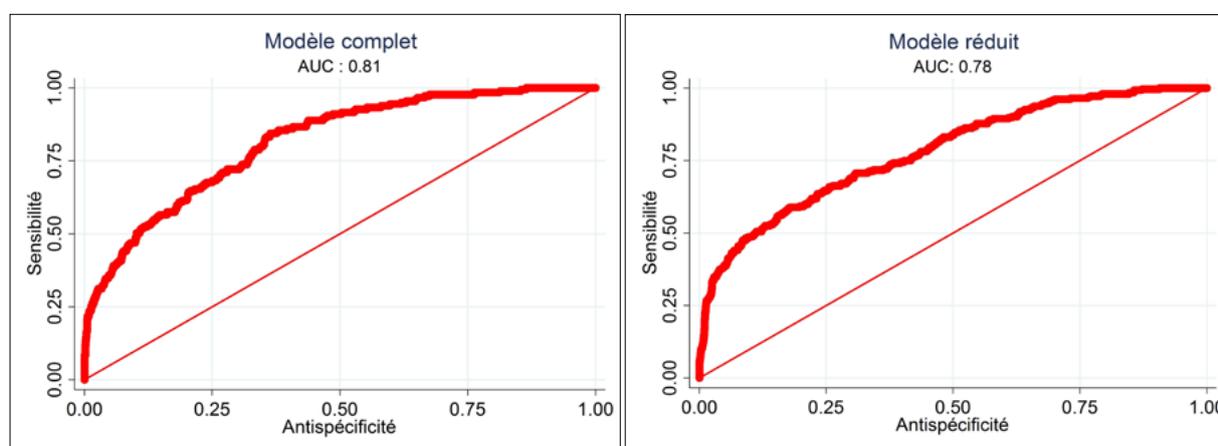
33. Pour rappel, le taux de vrais positifs est donné par le nombre de cas positifs correctement prédits divisé par le total de cas positifs ; le taux de faux positifs est donné par le nombre de cas incorrectement classifiés positifs divisé par le total de cas négatifs.

comme positives ou négatives : plus la courbe ROC s'éloigne de cette diagonale, plus le modèle est discriminant.

L'AUC (aire sous la courbe ROC, en anglais : *area under curve*) constitue une mesure synthétique de la qualité d'ajustement. Elle s'interprète de façon assez intuitive : face à deux observations sélectionnées aléatoirement, l'une positive et l'autre négative, quelle est la probabilité que le modèle identifie correctement l'observation positive (i.e., qu'il lui attribue un risque de conflit supérieur) ? Si cette probabilité est de 100 %, l'AUC est égale à 1, indiquant que le modèle est parfaitement discriminant dans le sens où il attribue toujours un risque plus élevé aux pays réellement en conflit. Si le test classe aléatoirement les observations (i.e., si la courbe ROC correspond à la diagonale principale), l'AUC est égale à 0,5.

Graphique 5

Courbe ROC (modèle complet vs modèle réduit)



La bonne nouvelle est que la performance prédictive d'ensemble du modèle de base est plutôt satisfaisante : la probabilité que le modèle assigne un risque de conflit plus élevé à un cas positif qu'à un cas négatif s'élève à 81 %. La mauvaise nouvelle est que retirer la quasi-totalité des variables explicatives ne fait baisser l'AUC que de trois points (de 0.81 à 0.78) : en d'autres termes, aucune des variables analysées ne contribue de façon décisive à améliorer le pouvoir prédictif du modèle. Ceci vaut non seulement pour les variables dont l'effet est non significatif, mais aussi pour des prédicteurs-clés tels que le PIB par habitant, les rentes en ressources naturelles ou les groupes ethniques transnationaux. De façon encore plus surprenante, certaines variables statistiquement significatives (comme la fractionalisation ethnique et son carré) font *baisser* l'AUC lorsqu'elles sont incluses dans le modèle.

## CONCLUSION

Les études statistiques à large-N ont permis de mettre à jour un grand nombre de facteurs explicatifs des conflits armés ainsi que d'invalider certaines théories communément admises. Toutefois, ces études souffrent de deux limitations majeures qui réduisent leur utilité pratique : d'une part, elles se cantonnent essentiellement à l'examen de facteurs structurels (souvent d'ordre économique ou démographique) qui par définition varient peu dans le temps et donc permettent difficilement de dire quand exactement un conflit est susceptible d'éclater. D'autre part, ces études sont conçues pour identifier des effets relatifs (quels sont les facteurs qui font le plus varier la probabilité de déclenchement d'un conflit ?) plutôt que des risques absolus (quels sont les pays qui courent le risque le plus élevé de guerre civile ?). Par conséquent, comme l'analyse qui précède le démontre, une variable peut avoir un effet très fort et très significatif tout en étant de peu d'utilité pour identifier les cas à risque. Paradoxalement, savoir que le PIB par habitant, la population et les rentes en ressources naturelles augmentent fortement le risque de conflit armé ne permet pas de conclure que les pays pauvres, très peuplés et dépendants des ressources naturelles courent un risque de conflit plus élevé que la moyenne. En conséquence, même si l'apport scientifique de ce type d'études est indiscutable, on ne peut guère en tirer d'implications en termes de politiques publiques.

Il y a plusieurs diagnostics possibles à ce problème. D'une part, il est possible que la pauvreté, les dotations en ressources naturelles et les autres facteurs analysés ici n'expliquent qu'une petite partie du phénomène des conflits internes et que la recherche antérieure soit jusque-là passée à côté d'autres facteurs déterminants pour comprendre leur déclenchement : autrement dit, il resterait d'autres causes potentielles à identifier et analyser. D'autre part, il est possible que le problème soit d'ordre purement technique et se résolve au fur et à mesure que les études quantitatives progressent, notamment en termes de modélisation et de collecte des données. En effet, ces résultats peu probants peuvent être liés à l'utilisation des modèles de régression logistique lorsque la variable expliquée contient peu de cas positifs, ou à la qualité des données. Ce dernier problème – le caractère cru des indicateurs utilisés dans les analyses à large-N – peut être en partie résolu par le recours (de plus en plus fréquent) à des analyses désagrégées conduites à l'échelle de l'événement (et non du conflit) et à l'échelle infranationale. De telles analyses sont facilitées par la mise à disposition de données géolocalisées comme celles fournies par le projet ACLED<sup>34</sup>, et permettent d'utiliser des mesures plus précises de l'occurrence et de l'intensité des conflits ainsi que de leurs corrélats. Une limitation évidente de cette approche est qu'elle s'applique mal aux cas où les variables explicatives sont essentiellement nationales (par exemple, le régime politique).

Quant au problème de la rareté des conflits, il peut être pallié par de nouvelles techniques statistiques conçues pour ce type de distributions, à l'image de celle mise au point par King

---

34. Clionadh Raleigh, Andrew Linke, Havard Hegre et Joakim Karlsen, « Introducing ACLED: an Armed Conflict Location and Event Dataset », *Journal of Peace Research*, vol. 47, n° 5, 2010, p. 1-10.

et Zeng<sup>35</sup> pour la régression logistique. Plus récemment, de nouveaux estimateurs de type *zero-inflated* ont été spécifiquement développés pour l'analyse des conflits armés<sup>36</sup>. L'intérêt de ces estimateurs réside dans une modélisation en deux étapes qui sert à différencier deux processus de génération des zéros – ici, les années pré- ou post-conflit dans un pays affecté (par exemple, la Sierra Leone en 1990) versus l'ensemble des observations pour un pays à faible risque (par exemple, la Suisse). Ces modèles sont encore peu utilisés en études des conflits – une exception étant l'article récent de Fauconnet *et al.* sur l'effet des ventes d'armes sur les conflits internes<sup>37</sup> – mais devraient contribuer à régler le problème de l'excès de faux positifs, et aider les analystes à mieux identifier les observations à risque.

Finalement, il est envisageable qu'il existe dans les conflits internes une importante part d'aléatoire, ou (alternativement) des processus trop complexes qu'il serait impossible de modéliser. Quelle que soit la réponse, il est clair qu'il s'agit là d'une question empirique, qui ne pourra être tranchée qu'en poursuivant les recherches sur le sujet. Les progrès très rapides de la recherche quantitative devraient contribuer à fournir des éléments de réponse dans un futur proche.

**Sophie Panel est postdoctorante à l'Institut de recherche stratégique de l'École militaire. Elle est diplômée de l'Institut d'études politiques de Bordeaux et de l'Université de Stuttgart (2011), et titulaire d'un doctorat en sciences politiques de l'Université de Heidelberg (2015). Ses spécialisations incluent les études quantitatives sur la guerre, l'analyse comparée des régimes autoritaires, et l'économie politique internationale. Ses recherches actuelles portent notamment sur l'empreinte environnementale des conflits armés.**

Contact : [sophie.panel@irsem.fr](mailto:sophie.panel@irsem.fr)

35. G. King et L. Zeng, « Explaining rare events in international relations », *art. cit.*

36. Benjamin E. Bagozzi, « The baseline-inflated multinomial logit model for international relations research », *Conflict Management and Peace Science*, vol. 33, n° 2, 2016, p. 174-197 ; Benjamin E. Bagozzi, Daniel W. Hill, Will H. Moore et Bumba Mukherjee, « Modeling two types of peace: The zero-inflated ordered probit (ZiOP) model in conflict research », *Journal of Conflict Resolution*, vol. 59, n° 4, 2015, p. 728-752.

37. Cécile Fauconnet, Julien Malizard et Antoine Pietri, « French arms exports and intrastate conflicts: An empirical investigation », à paraître dans *Defence and Peace Economics*.